

## Využití adaptivních algoritmů LMS a RLS v oblasti adaptivního potlačování šumu a rušení

R. Martinek<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Katedra kybernetiky a biomedicínského inženýrství, Fakulta elektrotechniky a informatiky,  
Vysoká škola báňská – Technická univerzita Ostrava  
17. listopadu, 708 33 Ostrava - Poruba  
Email: radek.martinek.st1@vsb.cz

### Anotace:

Tento článek se věnuje principům adaptivní filtrace pro oblast adaptivního potlačování šumu a rušení. V praxi jsme často postaveni před problém, že filtr má pracovat v neznámém prostředí, v němž je obtížná předběžná identifikace, nebo jde o časově proměnné prostředí, jehož vývoj do budoucna nelze předpovídat. V takovémto případě se hodnoty optimálních koeficientů filtru mění v čase, a pro správné nastavení je vhodné využití adaptivní filtrace. V článku je představeno komplexní řešení adaptivního systému s využitím dvou základních představitelů adaptivních algoritmů. Jedná se o algoritmus se stochasticky gradientní adaptací LMS a algoritmus s rekurzivní optimální adaptací RLS. V prostředí Matlab byl vytvořen adaptivní systém pro potlačování šumu. Tento systém nachází svoje praktické využití zejména při komunikaci v hlučném prostředí (dopravní prostředky, výrobní haly, sportovní utkání apod.). Na tomto adaptivním systému jsou prakticky porovnány vlastnosti adaptivních algoritmů LMS a RLS. Algoritmy byly testovány na reálných řečových signálech a na vytvořených harmonických signálech.

### Abstract:

The paper is dedicated to the principles of adaptive filtering in the adaptive noise suppressing and interference area. In practice, we often have to solve the problem that filter has to work in an unknown environment, in which it is difficult to pre-identification, or it is a time-varying environment, which development in future cannot be predicted. In this case, the optimal filter coefficients values change over time and for the correct setting is appropriate to use adaptive filtering. The paper presents a comprehensive solution of adaptive system using two basic representatives of adaptive algorithms. It is an algorithm with stochastic gradient LMS (least mean squares) adaptation and algorithm with recursive optimal adaptation RLS (recursive least square). In the environment of Matlab, there was created adaptive system for noise suppressing. This system is useful mainly for communication in noisy environments (vehicles, production halls, sport events, etc.). There were practically compared the properties of LMS and RLS adaptive algorithms using this system. Algorithms have been tested on real speech signals and on the generated harmonics signals.

## ÚVOD

Potlačování šumu a jiných rušivých složek představuje jednu z nejčastějších operací při zpracování signálů. Článek je zaměřen na syntetické filtrační techniky [4], pro filtraci moderních číslicových signálů. Zaměřuje se tedy výhradně na filtry třetí generace [6]. Filtraci budeme v tomto článku rozumět úpravu hodnot vzorků signálů pomocí určitého algoritmu, tak aby došlo ke zvýraznění požadovaných složek signálu, nebo naopak k potlačení složek nežádoucích. Filtraci tedy můžeme chápat jako nástroj, který nám umožňuje měnit vlastnosti jednotlivých složek signálu.

Autor tohoto článku se zaměřuje na adaptivní algoritmy LMS [4] a RLS [4]. Podrobnější popis obecných vlastností číslicových filtrů naleznete např.: [10, 11, 12].

## ČÍSLICOVÝ FILTR

Číslicový filtr je specializovaný obvod popřípadě algoritmus, který určitým způsobem mění spektrum vstupního diskrétního signálu. Může být realizován různým způsobem, např.: jako program v počítači, nebo speciálním obvodem, např.: signálovým procesorem DSP [7]. Číslicové filtry historicky navazují na pasivní a aktivní analogové filtry [16] a lze je navrhovat buď přímo, nebo převedením z analogového prototypu, podrobněji v [12].

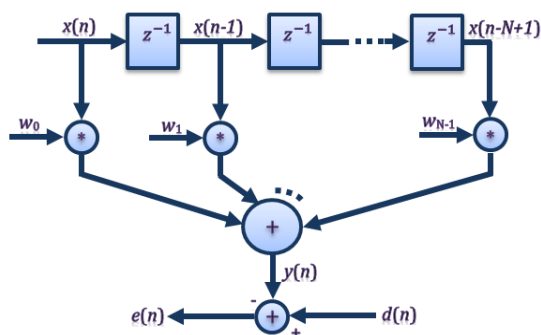
### Lineární filtrace

Lineární filtrace [8] tvoří základ klasického zpracování číslicových signálů. Název lineární je odvozen od lineárního časově invariantního systému-LTIS [11], tedy takového systému, kde platí princip superpozice [9]. Číslicové filtry můžeme rozdělit podle délky impulsní odezvy. Existují filtry typu FIR (Finite Impulse Response), což jsou filtry s konečnou

impulsní odezvou a filtry typu IIR (Infinite Impulse Response), které mají nekonečnou impulsní odezvu, viz [10]. Číslicové filtry dále můžeme rozdělit podle struktury na nerekursivní NRDF [8] a rekursivní RDF [8].

### Adaptivní filtrace

Jelikož v této práci budou využívány principy adaptivní filtrace, je tato kapitola věnována tomuto progresivnímu zpracování číslicových signálů. Obrázek 1 znázorňuje základní blokový diagram adaptivního filtru [1].



Obr. 1: Blokový diagram adaptivního filtru.

Na obrázku 1 představuje  $x(n)$  vstupní vektor vzorků,  $y(n)$  označuje výstup adaptivního filtru,  $d(n)$  je požadovaná odezva,  $e(n)$  reprezentuje chybový signál,  $w_i$  představuje koeficienty vektoru vah transverzálního FIR filtru,  $z^{-1}$  reprezentuje zpoždění. V této práci bude vstupní signál ve formě sloupcového vektoru definovaný následující rovnicí:

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ x(n-2) \ \dots \ x(n-N+1)]^T \quad (1)$$

Vektor vah transverzálního filtru mít podobu:

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \ w_1(n) \ w_2(n) \ \dots \ w_{N-1}(n)]^T \quad (2)$$

Výstupní signál adaptivního filtru lze zapsat pomocí rovnice jako:

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i) \quad (3)$$

Jedná se o filtr  $N$ -tého řádu, proto rozsah indexace je od 0 do  $N-1$ . Může to být chápáno jako ekvivalent ke skalárnímu součinu mezi impulsní odezvou vektoru a vstupním vektorem:

$$\begin{aligned} y(n) &= \mathbf{w}(n) \cdot \mathbf{x}(n) \\ y(n) &= \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \end{aligned} \quad (4)$$

Cílem celého procesu adaptace vah je postupné

snížování hodnoty účelové funkce  $\xi(n)$  [2] až na její minimum. Hodnota  $\xi(n)$  je závislá pouze na hodnotách chybové funkce, tedy je závislá na rozdílu mezi žádanou a skutečnou hodnotou:

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (5)$$

V rámci prováděných experimentů byly prozkoumány dva základní představitelé adaptivních algoritmů [2]. Prvním zkoumaným algoritmem byl algoritmus LMS. Cílem celého procesu adaptace je u tohoto algoritmu postupné snižování hodnot účelové funkce  $\xi(n)$ , až na její minimum [9].

$$\xi(n) = E[e^2(n)] = E[(d(n) - y(n))^2] \quad (6)$$

Druhým zkoumaným algoritmem byl algoritmus RLS. Základním rozdílem oproti algoritmu LMS je vlastní statistické pojetí. Zde se pracuje s průměrnými hodnotami veličin počítanými z časových vývoji namísto vzorkových průměrů počítaných z několika realizací stejného náhodného procesu [9].

$$\begin{aligned} \xi(n) &= \sum_{k=1}^n \rho_n(k) e_n^2(k) \\ \rho_n(k) &= \lambda^{n-k} \end{aligned} \quad (7)$$

Kde  $k = 1, 2, 3, \dots, n$ , parametr  $\lambda$  je označován jako činitel zapominání [4] a je v rozsahu 0 až 1. Podrobnější popis adaptivní filtrace naleznete např.: [13, 14, 15].

### Implementace LMS algoritmu

Algoritmus LMS je základní představitel třídy stochastických gradientních algoritmů [3], založených na teorii Wienerovy filtrace [3], stochastickém průměrování [3] a metodě nejmenších čtverců [3]. Vlastní odvození algoritmu LMS je obecně známé a popsáno v řadě odborných publikací, např.: [1, 5, 13]. V tomto článku je proto matematicky popsána jen vlastní implementace algoritmu v několika základních krocích.

Každá iterace (opakování) LMS algoritmu vyžaduje 3 odlišné kroky v tomto pořadí:

1. Výstup z filtru  $y(n)$  je vypočten pomocí rovnice 3 respektive 4.
2. Hodnota odhadované chyby je vypočtena pomocí rovnice 5.
3. Váhy vektoru filtru jsou aktualizovány podle následující rovnice [15]:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu e(n)\mathbf{x}(n) \quad (8)$$

Parametr  $\mu$  je označován jako velikost kroku [3] LMS algoritmu. Jedná se o malou kladnou konstantu, která ovlivňuje vlastnosti adaptace algoritmu (stabilitu filtru, rychlost konvergence apod.), podrobněji o tomto parametru v [4].

### Implementace RLS algoritmu

Algoritmus RLS je základní představitel třídy rekurzivních algoritmů [4], které jsou založeny na teorii Kalmanovy filtrace [15], časovém průměrování [15] a metodě nejmenších čtverců. Základním rozdílem oproti algoritmu LMS je vlastní statistické pojetí. Zde se pracuje s průměrnými hodnotami veličin, které jsou počítány z časových vývoji. Struktura filtru zůstává stejná jako u LMS algoritmu, jen adaptivní proces je odlišný vzhledem k použití průměrů. Podrobný popis a odvození algoritmu RLS naleznete v [1, 3, 5].

Chceme-li implementovat RLS algoritmus, musí být provedeny následující kroky v tomto pořadí:

1. Výstup filtru je vypočten užitím vah filtru z předchozí iterace a současného vstupního vektoru:

$$\bar{y}_{n-1}(n) = \bar{\mathbf{w}}^T(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (9)$$

2. Vektor středního zesílení je vypočten užitím rovnice:

$$\mathbf{u}(n) = \tilde{\Psi}_\lambda^{-1}(n-1)\mathbf{x}(n)$$

$$\mathbf{k}(n) = \frac{1}{\lambda + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{u}(n)}\mathbf{u}(n) \quad (10)$$

3. Hodnota odhadované chyby je vypočtena dle rovnice:

$$\bar{e}_{n-1}(n) = d(n) - \bar{y}_{n-1}(n) \quad (11)$$

4. Vektor vah filtru je aktualizován užitím rovnice 11 a vektor zesílení je vypočten v rovnici 10:

$$\mathbf{w}(n) = \bar{\mathbf{w}}^T(n-1) + \mathbf{k}(n)\bar{e}_{n-1}(n) \quad (12)$$

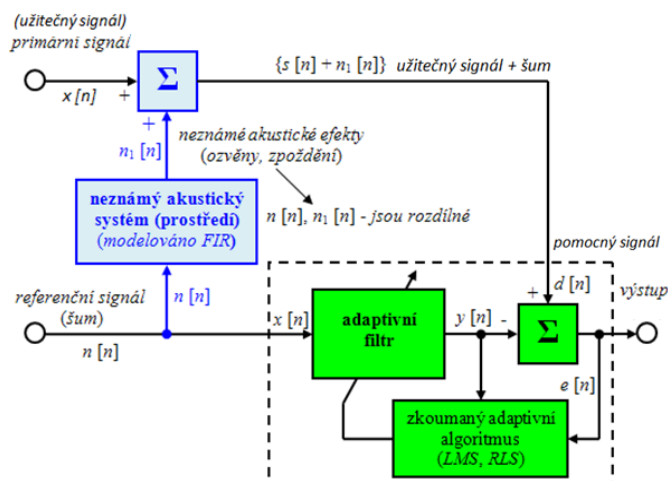
5. Inverzní matice je vypočtena pomocí rovnice:

$$\tilde{\Psi}_\lambda^{-1}(n) = \lambda^{-1}(\tilde{\Psi}_\lambda^{-1}(n-1) - \mathbf{k}(n)\mathbf{x}^T(n)\tilde{\Psi}_\lambda^{-1}(n-1)) \quad (13)$$

## REALIZACE ADAPTIVNÍHO SYSTÉMU

Na obrázku 2 je principiální schéma adaptivního systému, na kterém byly prováděny simulace adaptivních algoritmů LMS a RLS a jejich následné porovnání.

Principy tohoto schématu byly implementovány do prostředí Matlab [7] pomocí zdrojového kódu příkazů (obdoba zápisu v jazyce C++), tedy nebyly využity knihovny funkcí určené pro adaptivní filtraci, které Matlab obsahuje, ale byl vytvořen vlastní zdrojový kód na základě znalostí matematické interpretace adaptivních algoritmů.



Obr. 2: Navržený adaptivní systém pro porovnání algoritmů LMS a RLS.

Schéma na obrázku 2 nám interpretuje princip činnosti navrženého adaptivního systému. Na schématu je tedy vidět, že referenční signál je tvořen

pouze šumem  $n[n]$  a pomocný signál tvoří užitečný signál  $x[n]$  a šum po průchodu neznámým akustickým

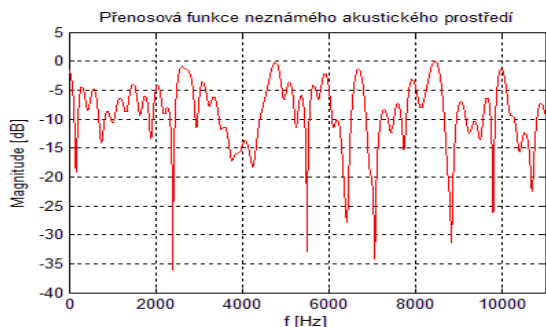
prostředím  $n_1[n]$ . Pomocný signál je pak dán vztahem:

$$d[n] = s[n] + n_1[n] \quad (14)$$

Skutečnost, že šum referenčního signálu nebude úplně stejný jako šum pomocného signálu (neznámé akustické efekty, jako ozvěny, zpoždění, apod., podrobněji viz [2, 8, 14]) byl simulován pomocí neznámého akustického systému, jak je vidět na obrázku 2. Tento neznámý akustický systém byl namodelován jako FIR filtr  $N$ -tého řádu. Pomocí Matlabu byly náhodně vygenerovány hodnoty koeficientů filtru a filtrem procházel vygenerovaný Gaussovský bílý šum [4]. Pokud namodelujeme cestu ze zdroje šumu k primárnímu mikrofonu jako lineární systém, můžeme vymyslet adaptivní algoritmus, který naučí FIR filtr rozeznávat přenosovou charakteristiku neznámého kanálu. Pokud pak tento filtr použijeme na primární šum, budeme moci úspěšně odečíst šum obsažený v pomocném signálu

## VÝSLEDKY PROVÁDĚNÝCH EXPERIMENTŮ

Navržený adaptivní systém byl otestován na reálné zvukové nahrávce lidské řeči, dále pak na vygenerovaných harmonických signálech. Na obrázku 3 je znázorněna kmitočtová charakteristika filtru pro simulaci neznámého prostředí.



Obr. 3: Tvar kmitočtové charakteristiky filtru pro simulaci neznámého prostředí.

Kmitočtová charakteristika byla modelována pomocí FIR filtru 100 řádu. Při prováděných simulacích bylo také bráno v potaz časové zpoždění šíření signálu v prostředí, viz obrázek 2.

### Experimenty na reálné zvukové nahrávce

Jako vstupní řečový signál  $x[n]$  byla použita autentická nahrávka lidského hlasu (vzorkovací frekvence 22kHz, formát zvuku PCM, přenosová rychlost 176kbps, velikost zvukové ukázky 8 bitů, kanály 1 mono). Pro prováděné simulace bylo použito prvních  $n=50000$  vzorků této zvukové nahrávky. Tento počet vzorků byl zvolen z důvodu velké matematické (časové) náročnosti zkoumaných

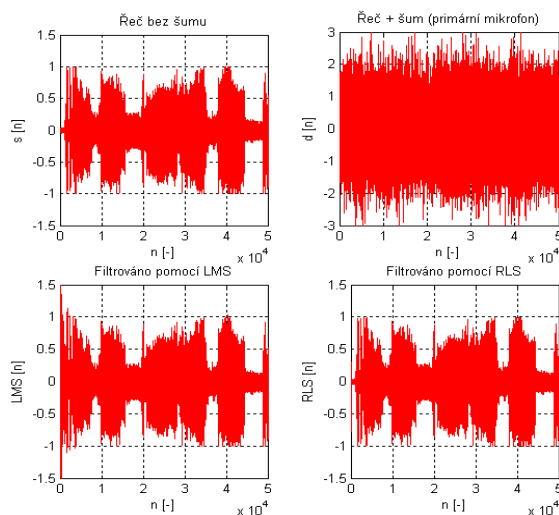
adaptivních algoritmů. Obecně jedna simulace (výpočet obou zkoumaných algoritmů LMS, RLS) trvala cca. 5 minut, při odebrání většího počtu vzorků čas simulace značně narůstal. Jako první byl otestován adaptivní algoritmus LMS. Jako první sada koeficientů adaptačního procesu byla zvolena nula (byla vygenerována matice). U algoritmu LMS je důležité nastavení hodnoty velikosti kroku (konvergenční konstanty), pro tuto simulaci byla zvolena hodnota  $\mu=0,001$  při řádu filtru  $M=95$ .

Tab. 1: Stanovení hodnoty konvergenční konstanty.

konvergenční konstanta $\mu$ [-]	rychlost konvergence [vzorky]	Zlepšení SNR [dB]
0,0001	příliš dlouhá doba konvergence	
0.00025	10000	7.13
0.0005	6000	11.39
0.001	1500	23.35
0.002	800	14.23
0.003	500	8.49
0.01	200	3.69
0.1	50	nestabilní

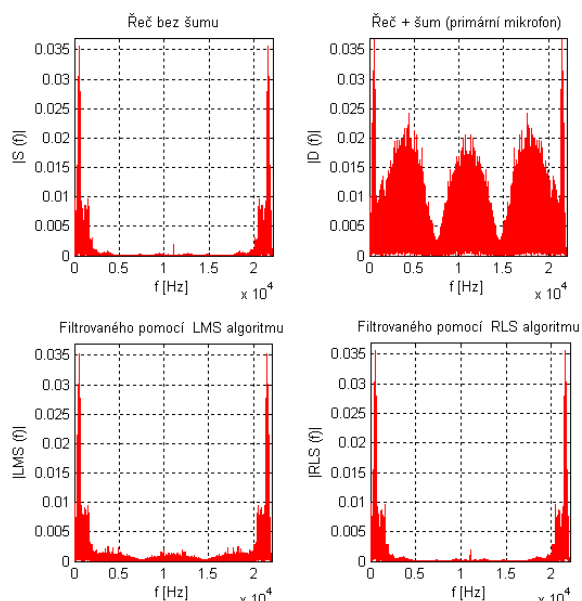
Tato hodnota byla stanovena postupným testováním, při hledání optimální hodnoty se snažíme dodržet pravidlo, aby algoritmus konvergoval rychle a byl přitom stabilní.

Druhým zkoumaným algoritmem byl algoritmus RLS. Zde byla stanovena hodnota koeficientu zapomínání  $\lambda=1$  (nekonečná paměť). Na obrázku 4 jsou porovnány průběhy (časová oblast) zkoumaných signálů.



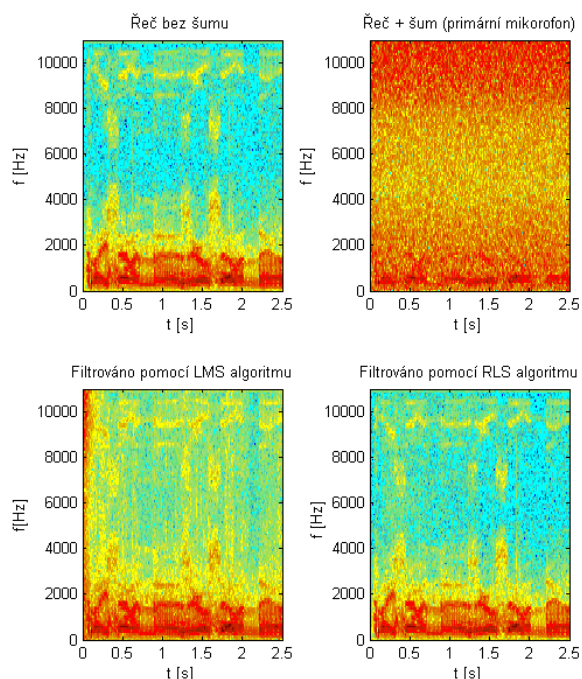
Obr. 4: Srovnání adaptivních algoritmů LMS a RLS (časová oblast).

Další oblastí, kde lze signál sledovat či vyhodnocovat je kmitočtové spektrum signálu. Na obrázku 5 jsou porovnány spektra (frekvenční oblast) zkoumaných signálů.



Obr. 5: Srovnání adaptivních algoritmů LMS a RLS (frekvenční oblast).

Posledním způsobem popisu, který v této práci bude využit je spektrogram (časově frekvenční analýza) viz obrázek 6.

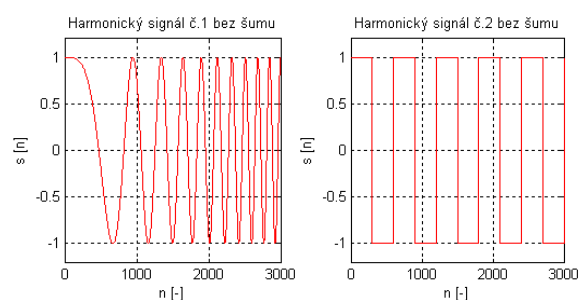


Obr. 6: Srovnání adaptivních algoritmů LMS a RLS (spektrogramy).

Na obrázku 6 jsou znázorněny spektrogramy analyzovaných signálů. Jedná se o 3D graf, který má dvě osy nezávisle proměnné a to kmitočet a čas (pořadí spekter úseků). Zde je použit spektrogram ve 2D, jedná se o pohled shora na původní graf 3D [7].

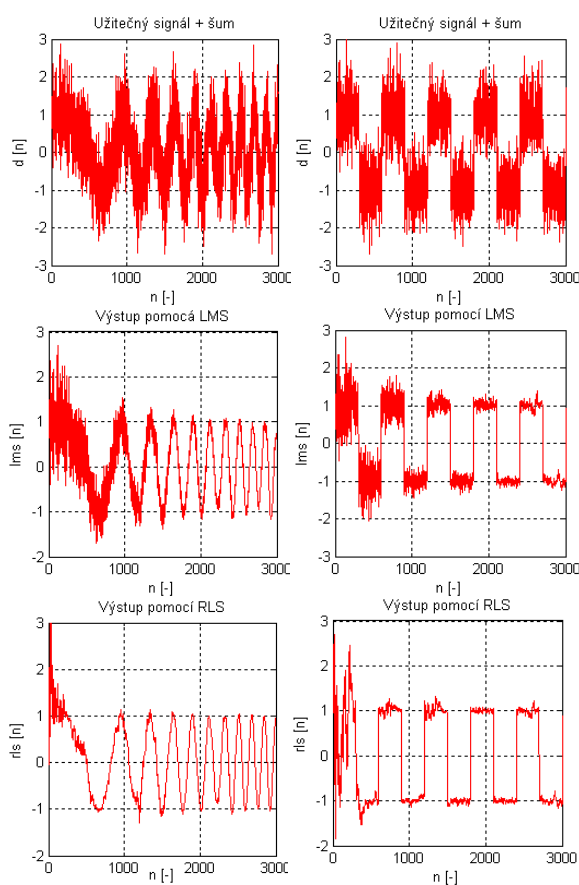
### Experimenty na harmonických signálech

Zkoumané adaptivní algoritmy byly dále otestovány na dvou harmonických signálech viz obrázek 7.



Obr. 7: Vytvořené harmonické signály (užitečný signál).

Vlastní realizace experimentu byla totožná s přechodím postupem pro reálnou řečovou nahrávku. Jen jako užitečný signál byly použity harmonické signály viz obrázek 7.



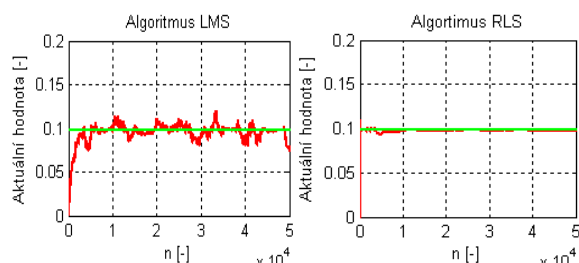
Obr. 8: Výsledky filtrace pro harmonické signály.

### Zhodnocení prováděných experimentů

Při pohledu na výsledky filtrace pomocí algoritmu LMS je dobře vidět, že algoritmus konverguje pomalu, pokud si tento výstupní signál přehrajeme, můžeme zřetelně slyšet klesající hladinu hluku, to je ovšem dobře vidět i na průběhu (začátek filtrace). Algoritmus LMS tedy potřebuje velký počet iterací (opakování), aby se adaptivní filtr přiblížil k optimálnímu stavu filtrace. Na obrázku 9 je znázorněno chování koeficientů filtru v průběhu filtrace. Pomocí *for*-cyklu [7] byla zakreslena hodnota příslušného koeficientu v každém cyklu filtračního

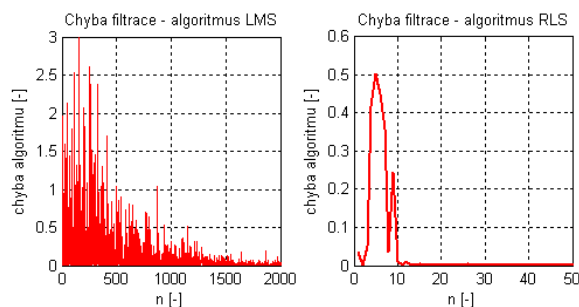


procesu. Z průběhu je patrné pomalejší konvergentní chování LMS algoritmu a i skutečnost, že po přiblížení k optimální hodnotě, algoritmus kolísá (osciluje).



Obr. 9: Srovnání chování koeficientů v průběhu filtrace pro algoritmy LMS a RLS.

Na obrázku 10 je znázorněna střední kvadratická chyba [4] filtračního procesu při použití zkoumaného algoritmu LMS a RLS.



Obr. 10: Detaily střední kvadratické chyby pro určení rychlosti konvergence algoritmů.

V odborné literatuře se často můžeme setkat s označením MSE - mean squared error, zejména pak v oblasti adaptivní filtrace je toto označení velmi často používáno [3]. Na obrázku 10 je vidět, že v počátku filtrace tato chyba dosahuje značných hodnot a s tím jak se adaptivní algoritmus přibližuje (konverguje) k optimální hodnotě výrazně klesá. Po přiblížení k optimální hodnotě začne ovšem algoritmus LMS kolísat okolo této optimální hodnoty a tím pádem se malá chyba filtrace vyskytuje i po dosažení optimální hodnoty.

Druhým zkoumaným algoritmem byl algoritmus RLS. Při pohledu na výsledky filtrace pomocí algoritmu RLS můžeme konstatovat, že algoritmus RLS se k optimální hodnotě přibližuje velmi rychle. Na obrázku 9 je znázorněno chování koeficientů filtru v průběhu filtrace. Z průběhu je patrná dobrá stabilita filtračního procesu. Velice rychle se přiblíží k optimální hodnotě. To je důvodem proč adaptivní systém RLS vykazuje výbornou kvalitu zvuku. Hodnoty koeficientů RLS jsou takřka ideální.

### Srovnání matematické náročnosti

Mezi základní faktory určující vlastnosti adaptivních algoritmů z hlediska implementace do DPS jsou zejména: rychlost konvergence, výpočetní náročnost,

paměťová spotřeba, chyba v ustáleném stavu, podrobněji v [9, 14]. Vlastnosti zkoumaných algoritmů LMS a RLS jsou shrnuty v tabulkách níže.

Tab. 2: Vlastnosti zkoumaných algoritmů LMS a RLS.

zkoumaný algoritmus	počet (+/-) v 1 cyklu	počet (*) v 1 cyklu	Čas konvergence [vzorky]
LMS	$M+1$	$2M$	1500
RLS	$M^2+M$	$2M^2+3M+50$	15

Pokud tedy srovnáme matematickou náročnost obou algoritmů je vidět, že algoritmus RLS, který dosahuje při filtraci lepších výsledků, platí za tuto přesnost a rychlost daň v podobě velmi vysoké matematické složitosti. S tím souvisí velké nároky na hardware (procesor, paměť), na kterém bude algoritmus RLS pracovat.

### Objektivní kritérium posouzení kvality filtračního procesu - SNR

Při porovnání výsledků filtrace řečového signálu hraje hlavní roli kvalita řečového signálu po filtraci. Samozřejmě je obtížné stanovit, co to je kvalitní řečový signál. Záleží na volbě hodnotícího kritéria. Pokud bychom hledali nějaké univerzální kritérium, zřejmě bychom jej nenalezli, protože řeč je možno posuzovat z několika pohledů (srozumitelnost, přirozenost, rozpoznatelnost, apod.). Hodnotící kritéria lze rozdělit do dvou oblastí - subjektivní (posouzení skupinou posluchačů) a objektivní (kritérium je definováno nejčastěji matematickou formulí). Pro matematické vyjádření kvality filtrování adaptivního systému byl použit parametr poměr odstupu signálu od šumu, označovaný často anglickou zkratkou SNR a vyjadřovaný v decibelech. Tento poměr vyjadřuje, kolikrát je výkon signálu větší, než výkon šumu, jímž je signál zkreslen. Poměr SNR je definován podle vztahu [12]:

$$SNR = 10 \log \frac{P_s}{P_n}, \quad (15)$$

kde veličiny  $P_s$  a  $P_n$  označují výkon signálu. Je-li hodnota  $SNR=0$  dB znamená to, že signál i šum mají stejný výkon. Při  $SNR > 0$  je výkon signálu větší, než šumu a při  $SNR < 0$  je tomu naopak.

U prováděných experimentů byla určena hodnota SNR zašuměného signálu (primární signál) a dále pak signálu po průchodu adaptivním systémem (výstup po filtraci). Označení  $SNR_{SIG}$  je SNR pro směr signálu a šumu.  $SNR_{LMS}$  pro signál na výstupu z adaptivního systému při použití LMS algoritmu.  $SNR_{RLS}$  je signál na výstupu z adaptivního systému při použití RLS algoritmu. Energie šumu rekonstruovaného signálu byla tedy stanovena z rozdílu rekonstruovaného a původního nezkráceného signálu. Protože algoritmu LMS trvá déle, než konverguje ke správné hodnotě, bylo by určení SNR z celého vzorku značně zkreslené

(hodnota šumu v prvních vzorcích je velká), proto pro určování této hodnoty budou separovány pouze vzorky (2000 až 50000), tedy vzorky, které již nebudou tak výrazně ovlivněny malou rychlostí algoritmu LMS.

Tab. 3: Výsledné hodnoty SRN.

užitečný signál	SRN <sub>SIG</sub> [dB]	SRN <sub>LMS</sub> [dB]	SRN <sub>RLS</sub> [dB]
řeč	-15,64	7,71	19,78
harmo. č. 1	2,54	14,79	21,31
harmo. č. 2	2,02	12,58	17,59

Pokud se podíváme na získané výsledky v tabulce 3 vidíme, že v signálu směsi řečového signálu a šumu SNR<sub>SIG</sub> má šum daleko větší výkon než šum. Pokud zhodnotíme výsledky filtrace pomocí obou algoritmů, je patrné, že oba algoritmy dosáhly výrazného zlepšení hodnoty SNR. Lepších výsledků filtrace dosáhl adaptivní systém při použití RLS algoritmu. Tímto vyjádřením hodnoty SNR jsme získali objektivní důkaz o lepších filtračních vlastnostech adaptivního algoritmu RLS

### Závěr

V rámci prováděných experimentů byla provedena simulace adaptivního systému, na kterém byly otestovány představitel obou základních skupin adaptivních algoritmů LMS a RLS. Tento systém sloužil k potlačování šumu, a jeho praktické využití je zejména pro komunikaci v hlučném prostředí (např.: dopravní prostředky, výrobní haly, sportovní utkání, doly apod.). Úkolem adaptivních algoritmů, bylo se naučit charakteristiku neznámého prostředí. Vlastní adaptivní systém byl vytvořen pomocí příkazů v Matlabu, tedy nebyly využity žádné knihovny funkcí s adaptivními algoritmy. Tento systém byl otestován na reálné zvukové nahrávce lidské řeči a na vyvážených harmonických signálech. Zkoumaný adaptivní algoritmus LMS je jednoduchý, matematicky nenáročný. Při testech ovšem dosahoval menší rychlosti konvergence a vyšší chyba filtračního procesu. Oproti tomu algoritmus RLS je matematicky velmi složitý. Výsledky testů však ukázaly, že je velmi přesný. Dosahuje nízké chybovosti a extrémně vysoké rychlosti konvergence. Kritériem pro porovnání účinnosti jednotlivých algoritmů je především zvýšení poměru signálu k šumu. Celkově bylo tedy zjištěno, že adaptivní systém pro potlačení šumu založený na algoritmu RLS vykazuje lepší filtrační vlastnosti. Ovšem na úkor vyšší výpočetní náročnosti algoritmu. Algoritmus LMS sice nedosahoval, tak dobrých výsledků jako algoritmus RLS, ale pokud bereme v potaz jeho matematickou náročnost, je jeho použití velice zajímavé. V praxi jsou samozřejmě požadovány co nejnížších nákladů na realizaci adaptivních systémů při zachování vysoké kvality potlačení nežádoucího šumu. Z pohledu nákladů na výrobu DSP bude tedy výhodnější zkonstruovat DSP

určený pro algoritmus LMS. V současné době jsou daleko více rozšířeny adaptivní systémy využívající právě adaptivního algoritmu LMS. Do budoucna můžeme očekávat, stálý nárůst výkonu a kvality v oblasti výpočetní techniky. S příchodem výkonnějších DPS budou klesat požadavky na nízkou výpočetní náročnost a paměťovou spotřebu jednotlivých algoritmů a bude tedy možno realizovat komplikovanější a výkonnější algoritmy. Proto je zcela určitě pravdou, že oblast adaptivní filtrace stále je a na dlouhou dobu zůstane široce otevřenou oblastí prostoru pro vědecký výzkum i komerční aplikace

### LITERATURA

- [1] DINIZ, Poulo S. R. Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation. 3rd ed., New York: Springer, 2008. 632 p., ISBN 978-0-387-31274-3
- [2] MARTINEK, Radek; ZIDEK, Jan. Use of Adaptive Filtering for Noise Reduction in Communication systems. In Conference Proceeding: The International Conference Applied Electronics (AE). Pilsen, Czech Republic. 8-9 September 2010. pp. 1-6. ISBN 978-80-7043-865-7, ISSN 1803-7332, INSPEC Accession Number: 11579482.
- [3] MARTINEK, Radek; ZIDEK, Jan. The real implementation of NLMS channel equalizer into the system of software defined radio. In Journal: Advances in Electrical and Electronic Engineering, Volume 10, Issue 5, December 2012, Pages 330-336, VSB - Technical University of Ostrava and University of Zilina Faculty of Electrical Engineering, ISSN 1336-1376 (Print) ISSN 1804-3119 (Online), MK CR E 20146.
- [4] MARTINEK, Radek; ZIDEK, Jan. A System for Improving the Diagnostic Quality of Fetal Electrocardiogram. In Journal: Przegląd Elektrotechniczny (Electrical Review), R. 88 NR 5b/2012, Warszawa, Poland, May 2012, pp. 164-173, ISSN 0033-2097.
- [5] FARHANG-BOROUJENY, B. Adaptive Filters: Theory and Applications. New York: John Wiley and Sons, 1999. 548 p., ISBN 978-0471983378.
- [6] BLANCHET, Gérard, CHARBIT, Maurice. Digital Signal and Image Processing using MATLAB®. Newport Beach, CA 92663, USA: ISTE USA, 2006. 764 s., ISBN 978-1-905209-13-2.
- [7] POULARIKAS, Alexander D., RAMADAN, Zayed M. Adaptive Filtering Primer with MATLAB . New York, USA: CRC Press, 2006.

202 s. ISBN 978-0-8493-7043-4.

- [8] SMĚKAL, Zdeněk, VÍCH, Robert. Číslicové filtry. Praha: Akademie věd České republiky, 2000. 218 s. ISBN 80-200-0761.
- [9] ZAPLATÍLEK, Karel, DOŇAR, Bohuslav. MATLAB : začínáme se signály. 1. vyd. Praha: BEN - technická literatura, 2006. 271 s. ISBN 80-7300-200-0.
- [10] NOVÁK, Jiří. Srovnání metod pro potlačování šumu. Praha, 2005. 85 s. ČVUT. Vedoucí diplomové práce Pavel Kordík.
- [11] HUTSON, Michael. Acoustic Echo using Digital Signal Processing. Queensland, Austrálie, 2003. 78 s. The University of Queensland. Vedoucí diplomové práce Professor Simon Kaplan.
- [12] SMĚKAL, Zdeněk. Číslicové zpracování signálů. Brno: VUT - Ústav telekomunikací, 2006. 152 s.
- [13] JAN, Jiří. Číslicová filtrace, analýza a rekonstrukce signálů. 2. upr. vyd. Brno: VUTUM, 2002. 428 s. ISBN 80-214-1558-4.
- [14] ROBERTS, M.J. Signals and Systems: Analysis Using Transform Methods and MATLAB. USA: The McGraw-Hill Companies, 2008. 1026 s. ISBN 0-07-293044-6.
- [15] BELLANGER, Maurice G. Adaptive Digital Filters. New York, USA: CRC Press, 2001. 451 s. ISBN 0-8247-0563-7.
- [16] MARTINEK, Radek; KLEIN, Lukas; MAREK, Pavel. Novel Signal Gate Solution Suitable for Implementation in Audio and Recording Technologies. In Journal: ElectroScope, NR 3/2012, Pilsen, Czech Republic, September 2012, pp. 1-6, ISSN 1802-4564
- [17] MALENOVSKÝ, Vladimír. Adaptivní filtrace zašuměných řečových signálů. Brno : VUT - Ústav telekomunikací, 2002, Elektrověda 2002/63.
- [18] HAYKIN, Simon. Adaptive Filter Theor. 4th. New Jersey: Prentice Hall, 2001. 920 p. ISBN 978-0130901262.